机载LiDAR和模糊推理系统在黄土高原土壤侵蚀监测中的应用

邱春霞[1]， 刘晓宏[1]， 李 豆[1]， 张佳淼[2]， 李朋飞[1]

（1. 西安科技大学测绘科学与技术学院，陕西 西安 710054；2. 唐山师范学院资源管理系，河北 唐山 063002）

摘 要：黄土高原是我国乃至全球土壤侵蚀最严重的地区之一，受限于监测技术，黄土高原土壤侵蚀的研究多集中于径流小区尺度，大规模的侵蚀研究和野外观测仍相对缺乏。机载激光雷达（LiDAR）技术的革新为高精度、大规模土壤侵蚀研究提供了新的可能。然而，该技术受复杂地形的影响会产生高程不确定性误差，导致其监测土壤侵蚀的能力缺乏深入研究。基于此，本文以我国黄土高原丘陵沟壑区典型小流域桥沟流域为研究对象，联合机载LiDAR测量和模糊推理系统（FIS），定量分析了两期DEM求差（DoD）不确定性的空间分布，研究小流域土壤侵蚀与沉积的空间分布特征。结果表明：（1）地形形态、点云密度等对插值生成的DEM误差影响较大，地形平坦区域的DoD不确定性明显小于地形陡峭区域的DoD不确定性；（2）FIS算法通过将已知的误差源整合到一个稳定的误差模型中，减少了主观干预和人为误差，避免了在复杂的DEM表面对误差进行错误估计，提高了计算结果的准确性；（3）梁峁坡地区侵蚀产沙体积为9.21 m^3，占坡沟系统产沙体积的15.89%；沟谷坡地区侵蚀严重，侵蚀产沙体积为48.76 m^3，占坡沟系统产沙体积的84.11%，在坡沟系统的产沙中起主导作用。沟床地区主要以沉积为主，梁峁坡和沟谷坡对侵蚀产沙贡献较大，而沟床则主要为产沙沉积区。研究成果不仅为黄土高原小流域的土壤侵蚀监测技术的拓展提供了新的视角，也为实施有效的水土保持措施提供了理论依据和参考。

关键词：机载LiDAR；土壤侵蚀监测；DoD不确定性；模糊推理系统；黄土高原

土壤侵蚀问题会加剧人口、资源以及土地之间的竞争与冲突[1]，并导致严重的社会、经济以及生态环境问题[2]，深刻影响着人类的生计，同时也威胁着现代社会的可持续发展[3]。黄土高原位于我国中部偏北，其复杂的地形地貌以及易受气候波动影响的特性[4]，使之成为全国乃至全球面临水土流失问题最为严峻的区域之一[5]。我国一直高度重视对黄土高原的治理[6]。尽管已采取一系列水土保持措施，显著减少黄土高原地区的水土流失面积[7]，然而，水土流失问题仍然严峻[8]。自20世纪50年代以来，学者们通过运用不同的监测手段，对黄土高原的土壤侵蚀过程进行了深入研究[9]，但已有监测方法会耗费大量人力、物力和财力，监测成本较高，也难以进行大范围监测。目前，对黄土高原水土流失的研究主要集中在小尺度径流小区，而针对流域尺度的土壤侵蚀研究相对不足。此外，该领域的多数研究主要依赖于室内模拟实验，普遍缺乏实地观测的数据支撑[10]。

近年来，利用高精度地形数据开展地表变化监测已成为流域尺度土壤侵蚀时空特征研究的重要手段[11]。其中通过多次地形数据构建的数字高程模型（Digital Elevation Model, DEM）求差（DEM of Difference, DoD）为最常用的方法之一[12]。一些学者使用无人机摄影测量获取高精度地形数据，然而其测量精度容易受到植被覆盖等的显著影响。因此，为实现大范围且高效的土壤侵蚀监测，迫切需要引入更先进的遥感技术。激光雷达（Light Detection and Ranging, LiDAR）技术作为近几十年来遥感领域革命性成就之一，因其分辨率高、可获取精确的地形信息而受到越来越多的关注[13]，这为大规模、高

收稿日期：2023-10-09； **修订日期：**2024-05-18
基金项目：国家自然科学基金项目（41977059）
作者简介：邱春霞（1969-），女，副教授，主要从事无人机倾斜影像点云数据处理与三维建模、遥感图像处理研究. E-mail: 000358@xust.edu.cn
通讯作者：李朋飞. E-mail: pengfeili@xust.edu.cn

精度的土壤侵蚀研究提供了全新的机遇[14]。然而，机载LiDAR技术受地表复杂性、地表粗糙度、点云质量、插值算法等的影响，生成的数字高程模型与实际地形存在误差[15]，这些误差会通过DoD传递，形成DoD的不确定性。在基于DEM的沉积物估算中，忽略误差可能会导致过度估算净侵蚀和沉积[16]。已有研究采取了各种方法来表征DEM误差，例如使用均方根误差或使用验证点数据计算的误差标准差等指标，将误差描述为在整个DEM表面上是均匀的[17]，然而，DEM误差存在空间上的可变性，应用统一的误差估计会导致在平坦表面上高估误差，在复杂的倾斜表面上低估误差[18]。为了解决这一问题，本文引入模糊推理系统（Fuzzy Inference System，FIS），该系统能够基于有限的经验证据，将已知的误差源整合到一个稳定的误差模型中，通过定量分析，FIS能量化土壤侵蚀前后的地形变化，从而提供更准确的评估和分析结果[16]。同时，模糊推理系统还可以实现数据的自动化处理，有效提高研究效率，同时减少主观干预和人为误差。

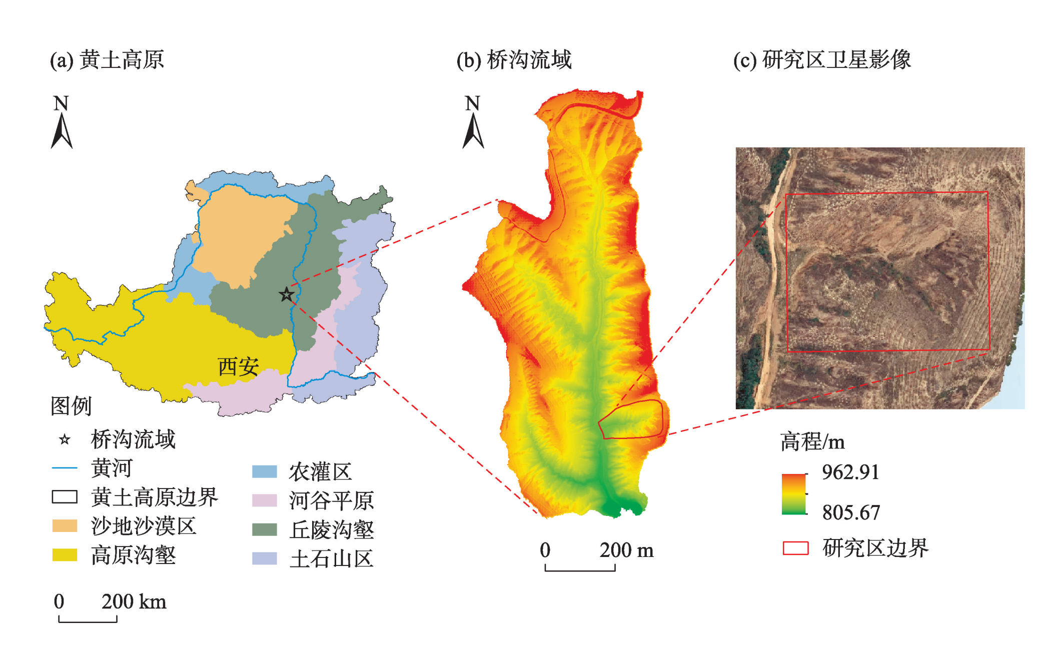
基于此，本文选取土壤侵蚀严重的黄土丘陵沟壑区内的一个典型小流域——桥沟流域作为研究区，利用机载LiDAR获取该流域两期点云数据，并采用模糊推理系统对土壤侵蚀前后的地形变化进行定量分析，剔除DoD不确定性对土壤侵蚀沉积变化的影响，准确得到桥沟流域土壤侵蚀和沉积的区域。通过这一方法，本文旨在揭示该区域土壤侵蚀产沙的空间分布特征，从而为黄土高原土壤侵蚀的高效监测提供参考依据。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

桥沟流域（图1）位于陕西省榆林市绥德县（110°03′~110°41′E，37°16′~37°46′N），属于黄土丘陵沟壑区，坡陡沟深，植被覆盖较低[19]。绥德县气候属温带大陆性半干旱气候，年平均气温9.7 ℃。全县年降水量486 mm，约70%以上的降水出现在6—10月，且多为短历时高强度暴雨[20]，使得该流域水土流失极为严重。为防治水土流失，改善区域生态环境，该流域于1970年代起实施大面积退耕还林及生态恢复措施，植被恢复效果显著，土壤侵蚀得到有效控制[21]。然而，在高强度降雨中，陡峭坡面仍会产生大量侵蚀[22]。

该流域的地形地貌特征显著，集水流域从分水岭到沟谷底部呈现出明显的垂直分带结构。地貌类型主要包括梁峁坡、沟谷坡、沟床。梁峁坡地介于梁峁顶面和沟坡之间，其坡度范围一般介于15°~25°之间[23]。沟谷坡地位于峁边线以下至坡脚线以上之间，呈V形，一般为40°~60°的陡坡和>60°的悬崖和立壁[24]。沟床位于坡脚线以下的地段。



注：底图采用自然资源部标准地图制作，审图号为GS(2020)4619号，对底图边界无修改。下同。

图1 研究区概况示意图

Fig. 1 Study area profile

1.2 资料与方法

1.2.1 *数据获取与处理*　南方测绘SZT-R250无人机激光雷达系统由激光测距仪、GNSS发射器、姿态测量装置、成像装置组成[25]，能够覆盖广阔的地理区域，实时获取点云姿态和GNSS数据信息，生成高密度的点云数据[26]。在桥沟流域，2020年7—10月发生连续降雨事件，为探究在7—10月时间段内桥沟流域土壤侵蚀情况，使用SZT-R250激光雷达系统分别于2021年7月15日和11月27日捕获了两个时间段的无人机-激光雷达数据集。在数据采集过程中，无人机激光雷达沿交叉平行路线在高原上空70 m飞行，飞行速度为7 km·h^{-1}，扫描条带宽度为60 m，激光雷达的扫描角度和脉冲速率分别设置为90°~270°和100 kHz。在两次周期飞行中，上述参数均保持不变，以尽量减小采集点云之间的系统误差。

1.2.2 *研究内容*　点云数据均经过轨迹数据处理软件解算航测轨迹数据，并将全球导航卫星系统（Global Navigation Satellite System, GNSS）差分数据与惯导系统（Inertial Measurement Unit, IMU）数据融合得到高精度位置和姿态数据，将激光雷达数据与高精度位置和姿态信息融合，并为每个点赋予位置等属性信息，将激光雷达数据和定位定向系统（Position Orientation System, POS）数据快速融合，生成点云数据。初始点云获取后，采用多尺度曲率算法（Multiscale Curvature Classification, MCC）对原始点云数据进行自动滤波，剔除噪点、植被点、房屋点，得到地面点云数据[27]。随后，结合实际考察与影像信息，对部分滤波效果较差的区域进行手动修正，最终获得准确地面点云数据。基于获取的地面点云，采取不规则三角网（Triangulated Irregular Network, TIN）算法插值生成0.1 m分辨率的数字高程模型（DEM）。依据地面点云数据以及TIN插值算法构建的高精度DEM，计算得到坡度数据、点云密度、地表粗糙度、插值误差[28]四种结果，然后，将两期DEM数据作差，得到原始DoD栅格数据，通过DoD判断研究区是否发生侵蚀沉积变化。

通过点云插值构建DEM的过程存在误差以及机载LiDAR获取原始点云受地面坡度、地表粗糙度等的影响会产生一定的误差，这一误差可通过DEM中的个体误差传播到DoD中[29]。首先，通过模糊推理模型输入坡度数据、点云密度、地表粗糙度、插值误差四种参数，分别输出两期DEM的不确定性误差，然后，由两期DEM不确定性误差，结合误差传播理论并考虑95%的置信区间得到DoD不确定性。

$$\delta u_{\mathrm{DoD}}=\sqrt{(\delta z_{\mathrm{new}})^2+(\delta z_{\mathrm{old}})^2} \tag{1}$$

式中：δu_{DoD} 为DoD中的传播误差；δz_{new}、δz_{old} 分别为两个时期DEM的个体误差。

如果 δz 的估计值是误差标准差（SDE）的合理近似，则方程（1）可以修改为：

$$U_{\mathrm{crit}}=t\left(\sqrt{\mathrm{SDE}_{\mathrm{new}}^2+\mathrm{SDE}_{\mathrm{old}}^2}\right) \tag{2}$$

$$t=\frac{\left|Z_{\mathrm{DEM_{new}}}-Z_{\mathrm{DEM_{old}}}\right|}{\delta u_{\mathrm{DoD}}} \tag{3}$$

式中：U_{crit} 为临界阈值误差；$\left|Z_{\mathrm{DEM_{new}}}-Z_{\mathrm{DEM_{old}}}\right|$ 为DoD的绝对值；SDE为DEM高程误差的标准差。然后，通过将t统计量与其累积分布函数（Cumulative Distribution Function, CDF）联系起来，可以计算出DoD预测的高程变化由于偶然测量误差而发生的概率[30]。本文中，t取95%置信区间用作阈值。

基于DoD方法，计算逐栅格的高程变化（负值为侵蚀，反之为沉积），再将高程变化中的不确定性从中剔除，最终得到真实的高程变化情况[31]。侵蚀或沉积引起的体积变化（即侵蚀体积和沉积体积）由网格面积乘以地形变化得到。研究区总体体积变化由侵蚀体积减去沉积体积得到。

$$V_{\mathrm{e}}/V_{\mathrm{d}}=\pm\sum_{1}^{n}d_i\times S \tag{4}$$

$$V_0=\left|V_{\mathrm{e}}\right|-\left|V_{\mathrm{d}}\right| \tag{5}$$

式中：$V_{\mathrm{e}}/V_{\mathrm{d}}$ 为侵蚀或沉积体积（m^3）；+、−分别为沉积体积和侵蚀体积；n为网格数量；d_i 为地貌变化幅度（m）；S为网格面积（m^2）；V_0 为总体体积变化量（m^3）；V_{e} 为侵蚀体积（m^3）；V_{d} 为沉积体积（m^3）。产沙量的值即为侵蚀量与沉积量的差值。

基于高精度的DEM生成山体阴影图，手动勾画沟缘线，将流域划分为梁峁坡、沟谷坡和沟床三种不同地貌单元（图2）。分别量化各地貌单元的侵蚀产沙在流域侵蚀产沙中的占比。本文的技术路线如图3所示。

1.2.3 *高程不确定性误差估算（模糊推理系统）*　通过采用模糊推理系统（FIS）在高程等影响因素的输入以及在特定且适用的FIS规则（表1）之下，输出隶属函数值即DEM的不确定性误差[32]。

FIS的规则定义是在语言上将输入（使用上面定义的不同形容词）与输出的单个形容词相关联的过程，对于输入变量，只要隶属函数（图4）跨越该变

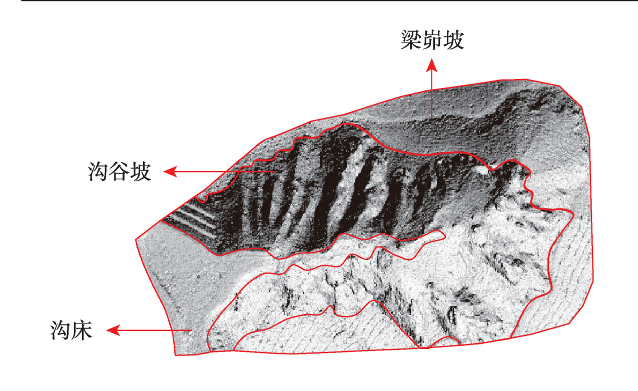


图2 地貌单元划分

Fig. 2 Geomorphic unit division

量取值范围，可以按照条件改变FIS规则，对于输出变量，输出隶属函数必须符合现实输出值。

2 结果与分析

2.1 DoD不确定性空间分布

模糊推理系统在定量分析高程不确定性误差方面具有较高的可靠性[33]。模糊逻辑是一种在精度和重要性之间进行权衡的方法，适用于地形学中高程不确定性误差分析[34]。模糊推理系统能够处理不确定性和不完全的信息，并且可以提供对地形特征的定性和定量描述。通过模糊推理系统，可以综合考虑多个因素对地形特征的影响，从而更准确地评估高程不确定性误差。

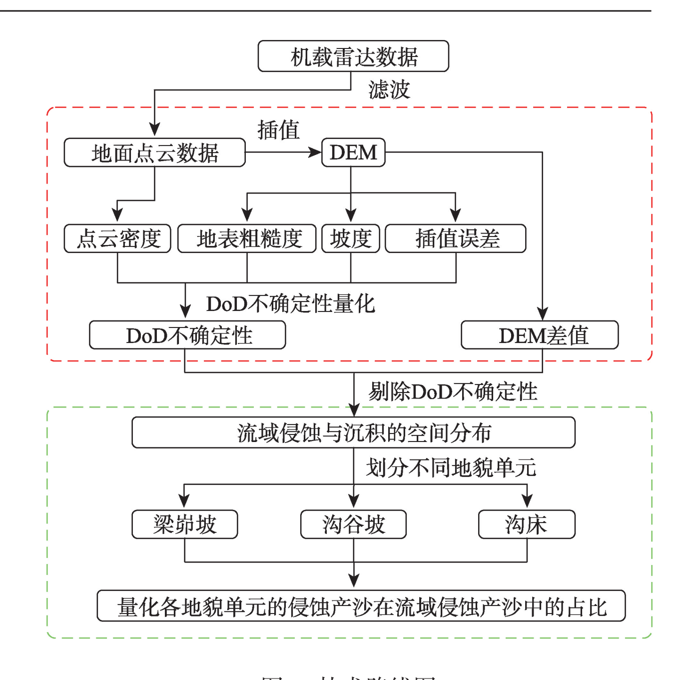


图3 技术路线图

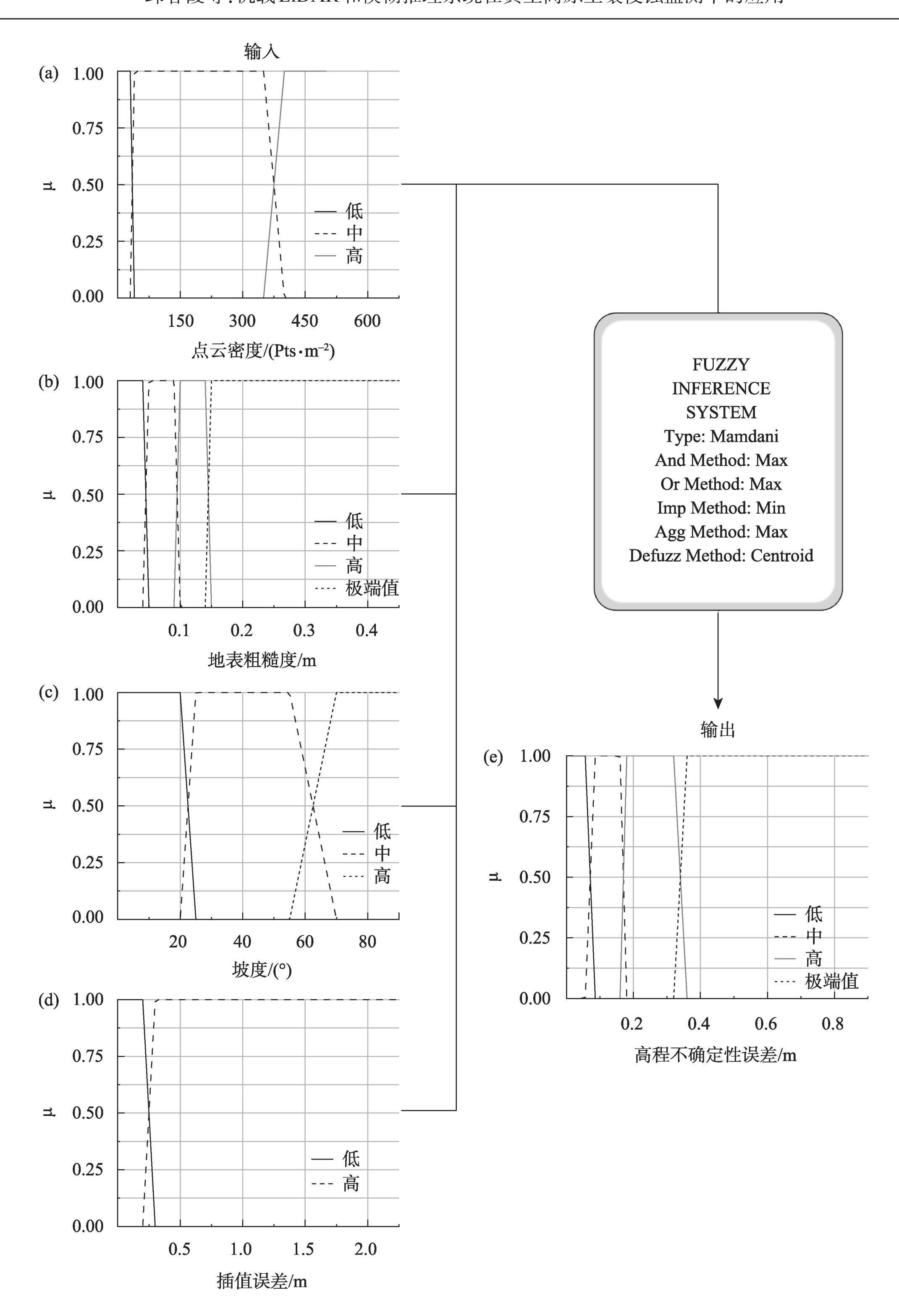
Fig. 3 Technical route

通过模糊推理系统得到两期DEM不确定性误差，结合误差理论并考虑95%的置信区间得到DoD不确定性空间分布(图5)，DoD不确定性概率显示正概率和负概率，其中，侵蚀概率用“－”表示，与沉积概率(＋)区分开。由图5可知，DoD不确定性侵蚀高值主要分布在切沟密切的沟谷坡区域，且高值

表1 DEM高程不确定性误差的四输入模糊推理系统规则集

Tab. 1 Four-input fuzzy inference system ruleset for DEM elevation uncertainty error

规则	输入			输出		规则	输入			输出	
	地表粗糙度/m	坡度/(°)	点云密度/(Pts·m⁻²)	插值误差/m	高程不确定性误差/m		地表粗糙度/m	坡度/(°)	点云密度/(Pts·m⁻²)	插值误差/m	高程不确定性误差/m
1	低	低	高	空	低	16	低	高	中	空	中
2	中	低	高	空	低	17	中	高	中	空	高
3	高	低	高	空	低	18	高	高	中	空	高
4	低	中	高	空	低	19	低	低	低	空	高
5	中	中	高	空	低	20	中	低	低	空	高
6	高	中	高	空	中	21	高	低	低	空	极端值
7	低	高	高	空	低	22	低	中	低	空	高
8	中	高	高	空	中	23	中	中	低	空	高
9	高	高	高	空	中	24	高	中	低	空	极端值
10	低	低	中	空	低	25	低	高	低	空	极端值
11	中	低	中	空	中	26	中	高	低	空	极端值
12	高	低	中	空	中	27	高	高	低	空	极端值
13	低	中	中	空	中	28	极端值	空	空	空	极端值
14	中	中	中	空	中	29	空	空	空	高	极端值
15	高	中	中	空	高						



注:输入为(a)点云密度;(b)地表粗糙度;(c)坡度;(d)插值误差。输出为(e)高程不确定性误差。

图4　模糊推理系统输入和输出模糊隶属函数

Fig. 4　Fuzzy inference system input and output membership functions

分布与切沟的方向一致,DoD不确定性<-0.5,占研究区9.9%。DoD不确定性沉积高值主要分布在梁峁坡南部梯田区域,DoD不确定性>0.5,占研究区7.5%。

2.2　各地貌单元侵蚀沉积空间分布

2.2.1　*梁峁坡侵蚀沉积*　通过对研究区域提取出梁峁坡地区的侵蚀沉积变化,得到梁峁坡地区的侵蚀沉积空间分布结果如图6所示。

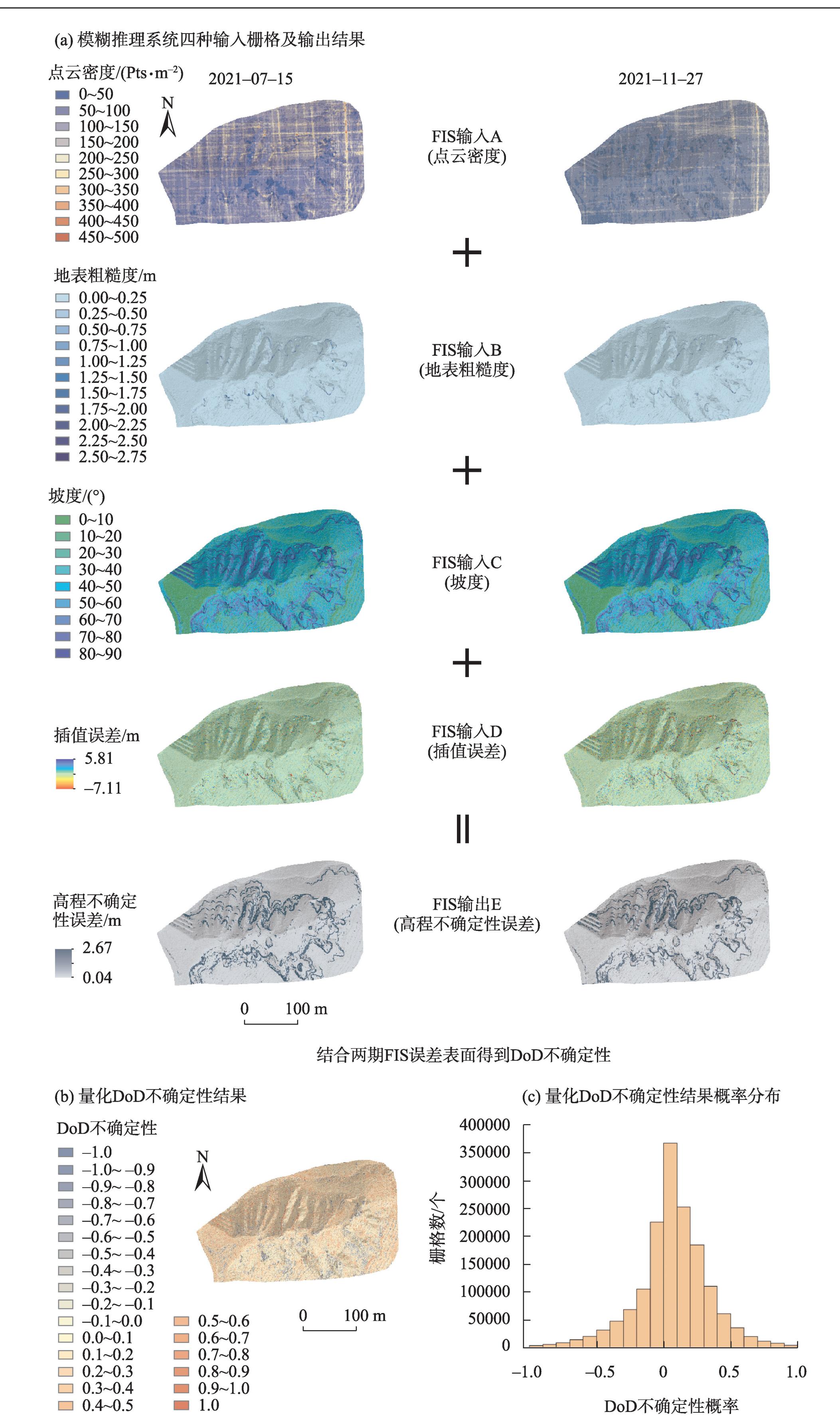


图5　研究区量化DoD不确定性结果及其概率分布

Fig. 5　DoD uncertainty results quantified in the study area and their probability distribution

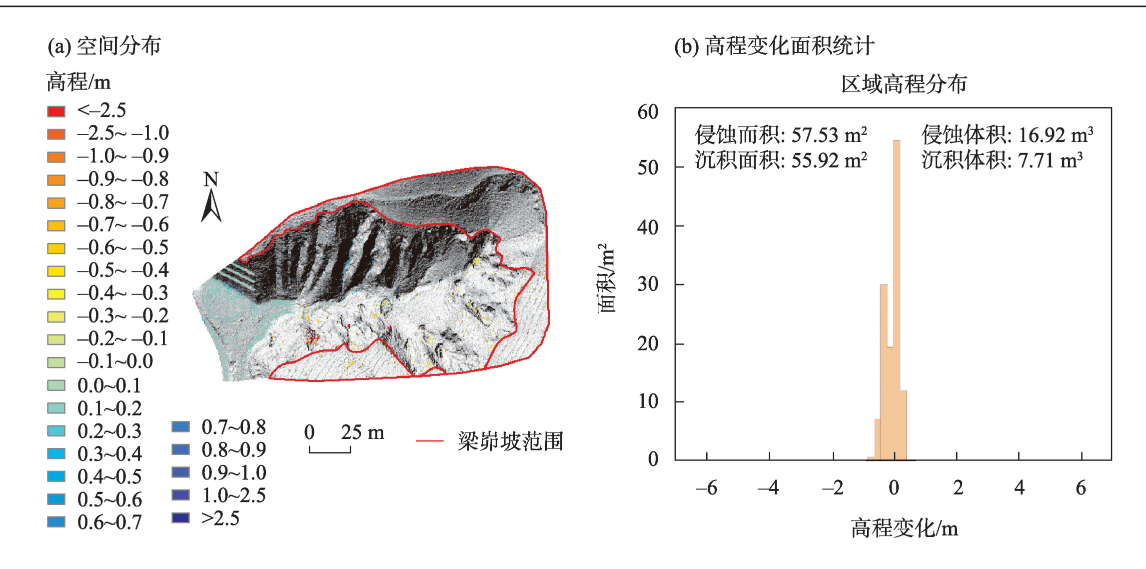


图6　梁峁坡侵蚀沉积空间分布图及高程变化面积统计(2021-07-15—11-27)

Fig. 6　Spatial distribution map of erosion and deposition of the hillslope and elevation variation area statistics(2021-07-15—11-27)

梁峁坡地区的侵蚀面积为57.53 m²,占梁峁坡总面积的1.1%,侵蚀体积为16.92 m³,占整个流域侵蚀体积的22.3%,侵蚀高程范围为0.098~5.876 m,高程相对落差较大,主要分布在梁峁坡南部梯田区域,梯田表面主要种植作物为灌木,灌木排列间隔种植,受雨水的冲刷作用,灌木之间的土壤会发生侵蚀,而侵蚀产生的泥沙在遇到灌木根部时会沉积下来。其中大部分侵蚀区域集中在高程差绝对值0~0.4 m之间,占梁峁坡侵蚀区域86.1%。较大的高程差在梁峁坡区域范围最小,其中高程差绝对值>5 m在梁峁坡侵蚀区域占比0.1%。

梁峁坡地区的沉积面积为55.92 m²,占梁峁坡总面积的1.1%,沉积体积为7.71 m³,占整个流域沉积体积的21.5%,沉积高程范围为0.098~0.591 m,高程相对落差较小,主要分布在梁峁坡北部平缓道路区域,其中大部分沉积区域集中在高程差绝对值0~0.2 m之间,占梁峁坡沉积区域97.5%。较大的高程差在梁峁坡区域范围最小,其中高程差绝对值>0.4 m在梁峁坡沉积区域占比0.3%。

2.2.2　沟谷坡侵蚀沉积　通过对研究区域提取出沟谷坡地区的侵蚀沉积变化,得到沟谷坡地区的侵蚀沉积空间分布结果如图7所示。

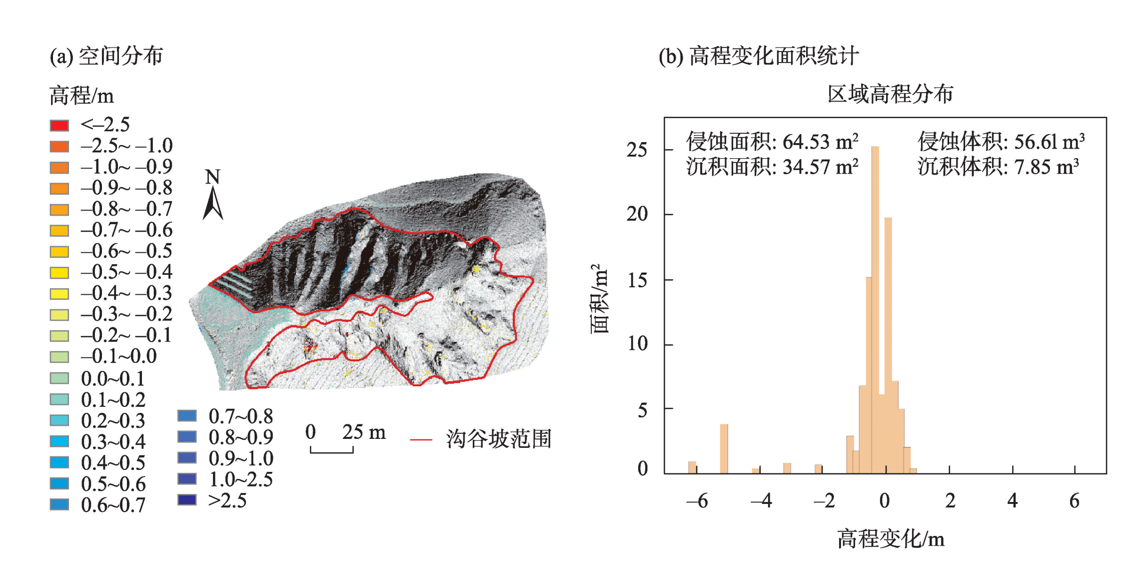


图7　沟谷坡侵蚀沉积空间分布图及高程变化面积统计(2021-07-15—11-27)

Fig. 7　Spatial distribution map of erosion and deposition of the gully slope and elevation variation area statistics(2021-07-15—11-27)

沟谷坡地区的侵蚀面积为64.53 m²,占沟谷坡总面积的0.7%,侵蚀体积为56.61 m³,占整个流域侵蚀体积的74.9%,侵蚀高程范围为0.098~7.011 m,高程相对落差较大,主要分布在沟谷坡南坡区域,其中大部分侵蚀区域集中在高程差绝对值0~0.6 m之间,占沟谷坡侵蚀区域72.2%。较大的高程差在沟谷坡区域范围最小,其中高程差绝对值>5 m在沟谷坡侵蚀区域占比7.2%,在整个区域内呈小片面积分布。沟谷坡缺乏水分和有机物等养分,容易发生沟头前进,特殊的地形使得水流更容易汇集在一起,加速雨水的流动,增加侵蚀的危险性。

沟谷坡地区的沉积面积为34.57 m²,占沟谷坡总面积的0.4%,沉积体积为7.85 m³,占整个流域沉积体积的21.8%,沉积高程范围为0.098~5.741 m,高程相对落差较大,主要分布在沟谷坡北坡人工梯田区域,其中大部分沉积区域集中在高程差绝对值0~0.5 m之间,占沟谷坡沉积区域87.3%,在整个区域内沿沟壑分布。较大的高程差在沟谷坡区域范围最小,其中高程差绝对值>5 m在沟谷坡沉积区域占比0.1%。

2.2.3 *沟床侵蚀沉积*　通过对研究区域提取出沟床地区的侵蚀沉积变化,得到沟床地区的侵蚀沉积空间分布结果如图8所示。

沟床地区的侵蚀面积为5.48 m²,占沟床总面积的0.3%,侵蚀体积为2.13 m³,占整个流域侵蚀体积的2.8%,侵蚀高程范围为0.098~0.805 m,高程相对落差较小,主要分布在沟床与沟谷坡连接的沟床口区域,其中大部分侵蚀区域集中在高程差绝对值0~0.4 m之间,占沟床侵蚀区域91.2%,在整个区域内呈点状分布。较大的高程差在沟床区域范围最小,其中高程差绝对值>0.6 m在沟床侵蚀区域占比7.1%。由于沟谷坡上的降雨汇聚到沟床中,形成的强烈冲刷力会对沟床口处的土壤造成冲刷破坏。

沟床地区的沉积面积为208.98 m²,占沟床总面积的10.7%,沉积体积为20.21 m³,占整个流域沉积体积的56.7%,沉积高程范围为0.098~0.936 m,高程相对落差较小,主要分布在沟床尾区域,其中大部分沉积区域集中在高程差绝对值0~0.2 m,占沟谷坡沉积区域95.1%。较大的高程差在沟床区域范围最小,其中高程差绝对值>0.6 m在沟床沉积区域占比0.1%。沟床尾区域地势平坦,使得水流速度减缓,梁峁坡和沟谷坡的大部分泥沙搬运并沉积在地形平坦区域,导致其沉积在沟床尾部。

3 讨 论

本文利用机载LiDAR点云数据及模糊推理模型,对黄土丘陵沟壑区小流域土壤侵蚀发生前后的地形变化进行量化,研究该区域土壤侵蚀产沙的空间分布特征。然而,机载LiDAR获取的原始点云在插值生成DEM过程中,会受到多种因素的影响,包括仪器、地形复杂度、地表粗糙度、插值方法等,从而产生误差[32]。该类误差无法有效避免,需要通过

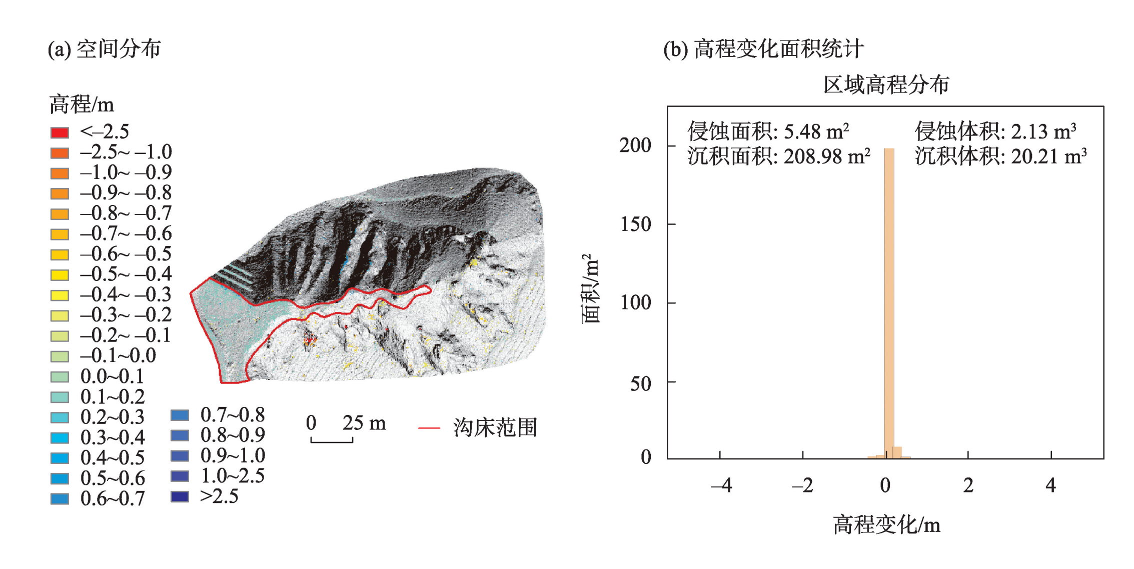


图8　沟床侵蚀沉积空间分布图及高程变化面积统计(2021-07-15—11-27)

Fig. 8　Spatial distribution map of erosion and deposition of the bottom of the gully and elevation variation area statistics(2021-07-15—11-27)

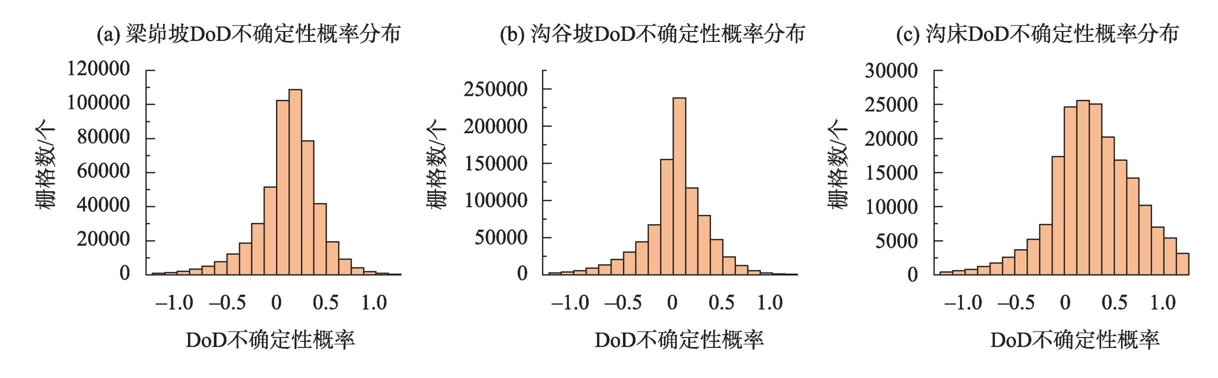


图9　研究区不同地貌DoD不确定性概率分布

Fig. 9　DoD uncertainty probability distribution for different landforms in the study area

计算高程不确定性误差予以消除[30]。Guo等[35]分析了地形形态、采样密度、插值算法对DEM误差的影响，研究指出，地形形态对DEM误差的影响最大，采样密度次之，而插值方法的影响相对较小。因此，不同地貌单元的DEM精度差异会导致DoD不确定性的差异(图9)。本文中，在地形较为平坦的梁峁坡、沟床地区，植被稀疏，点云密度较高，生成的DEM更接近于真实的地表形态，因此，DoD不确定性也较小，但梁峁坡梯田凸起的地沿会造成局部较高的DoD不确定性；沟谷坡区域地形陡峭，由于航线规划、地形植被遮挡等原因，机载LiDAR获取的点云密度远小于地形较平坦的区域，在局部地区甚至数据缺失，导致所构建的DEM误差较大，进而传递更高的DoD不确定性。针对陡峭区域点云密度低或数据缺失的问题，后续可通过加密航线或者结合其他测量手段，例如无人机摄影测量，来提高陡峭沟壁区域地形信息的完整性，进而更准确地量化土壤侵蚀发生前后的地形变化。

本文通过分析研究区侵蚀沉积的空间分布特征得出，沟谷坡发生侵蚀面积最大，沟床沉积区域面积最大。梁峁坡侵蚀主要发生在南部梯田区域，其主要原因是梯田表面植被覆盖低，主要种植作物为灌木，灌木排列间隔种植，受雨水的冲刷作用，灌木之间的土壤会发生侵蚀；沉积区域主要分布在梁峁坡北部区域，且在地势平坦的小路沉积较多。沟谷坡侵蚀主要发生在南坡区域，该地区土壤受太阳长时间光照往往贫瘠、松散且易发生侵蚀；沉积区域主要分布在沟谷坡北坡沟壑区域以及人工开挖的梯田区域，其原因为该处梯田较为平坦，由上方坡度较陡峭的沟壑侵蚀产生的泥沙受雨水冲刷和重力作用等影响，会在该处梯田沉积。沟床侵蚀主要发生在沟床与沟谷坡连接的沟床口区域，由沟谷坡上的降雨形成的强烈冲刷力会对沟床口处的土壤造成冲刷破坏；沉积区域主要分布在地势平坦的沟床尾区域。通过计算得到沟谷坡产沙占据坡沟系统产沙的84.11%，因此，沟谷坡在坡沟系统贡献的产沙中起主导作用。该结果与李朋飞等[31]在野外实验的研究结果较为一致。

4　结论

本文以黄土丘陵沟壑区典型小流域桥沟流域为研究区，利用机载LiDAR获取该流域两期点云数据并插值生成DEM，通过计算DoD的方法来研究桥沟流域的土壤侵蚀沉积变化。机载LiDAR数据受到地表复杂性、地表粗糙度、插值算法等的影响，会造成DoD的不确定性，因此，使用模糊推理模型对土壤侵蚀前后的地形变化进行定量分析，剔除了DoD不确定性对土壤侵蚀沉积变化的影响，得到了研究区不同地貌的土壤侵蚀沉积空间分布。主要结论如下：

(1) 地形形态、点云密度等对插值生成的DEM误差影响较大，地形平坦区域的DoD不确定性明显小于地形陡峭区域的DoD不确定性。

(2) 通过引入FIS算法，可以将已知的误差源整合到一个稳定的误差模型中，减少主观干预和人为误差，并进行定量分析，避免了在复杂的DEM表面对误差进行错误估计，提高了计算结果的准确性，因此，FIS算法可以应用于不同类型的地形和土壤侵蚀情况，具有广泛的适用性。

(3) 梁峁坡地区侵蚀产沙体积为9.21 m^3，占坡沟系统产沙体积的15.89%。沟谷坡地区侵蚀严重，侵蚀产沙体积为48.76 m^3，占坡沟系统产沙体积的

84.11%,在坡沟系统的产沙中起主导作用。沟床地区主要以沉积为主。梁峁坡和沟谷坡对侵蚀产沙贡献较大,而沟床则主要为产沙沉积区。

坡沟系统是流域产沙的主要来源,准确量化其侵蚀产沙对于控制流域的水土流失和改善区域生态环境具有重要意义。本文针对黄土高原大范围、快速的土壤侵蚀监测研究缺乏的现状,选取黄土高原的典型流域——桥沟流域,应用机载LiDAR技术和模糊推理系统算法监测土壤侵蚀,可以为黄土高原小流域水土保持措施的实施提供理论依据和参考。

参考文献(References):

[1] 陈朝良, 赵广举, 穆兴民, 等. 基于RUSLE模型的湟水流域土壤侵蚀时空变化[J]. 水土保持学报, 2021, 35(4): 73-79. [Chen Chaoliang, Zhao Guangju, Mu Xingmin, et al. Spatial-temporal change of soil erosion in Huangshui Watershed based on RUSLE model [J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2021, 35(4): 73-79.]

[2] 常梦迪, 王新军, 李娜, 等. 基于CSLE模型的天山北坡中段山区水力侵蚀时空变化特征及影响因素研究[J]. 干旱区研究, 2021, 38(4): 939-949. [Chang Mengdi, Wang Xinjun, Li Na, et al. Study on temporal and spatial variation characteristics and influencing factors of hydraulic erosion in the middle of the northen slope of Tianshan Mountains based on CSLE model[J]. Arid Zone Research, 2021, 38(4): 939-949.]

[3] 赵蒙恩, 闫庆武, 刘政婷, 等. 鄂尔多斯市土壤侵蚀时空演变及影响因子分析[J]. 干旱区研究, 2022, 39(6): 1819-1831. [Zhao Mengen, Yan Qingwu, Liu Zhengting, et al. Analysis of temporal and spatial evolution and influencing factors of soil erosion in Ordos City[J]. Arid Zone Research, 2022, 39(6): 1819-1831.]

[4] Zhao G, Mu X, Wen Z, et al. Soil erosion, conservation, and eco-environment changes in the Loess Plateau of China[J]. Land Degradation & Development, 2013, 24(5): 499-510.

[5] 姚春艳, 刘洪鹄, 刘竞. 长江源区1980—2020年水沙变化规律[J]. 干旱区研究, 2023, 40(5): 726-736. [Yao Chunyan, Liu Honghu, Liu Jing. Variation of runoff and sediment in the headwaters of the Yangtze River from 1980 to 2020[J]. Arid Zone Research, 2023, 40(5): 726-736.]

[6] 李宗善, 杨磊, 王国梁, 等. 黄土高原水土流失治理现状、问题及对策[J]. 生态学报, 2019, 39(20): 7398-7409. [Li Zongshan, Yang Lei, Wang Guoliang, et al. The management of soil and water conservation in the Loess Plateau of China: Present situations, problems, and counter-solutions[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(20): 7398-7409.]

[7] Li J, Liu Q, Feng X, et al. The synergistic effects of afforestation and the construction of check-dams on sediment trapping: Four decades of evolution on the Loess Plateau, China[J]. Land Degradation & Development, 2019, 30(6): 622-635.

[8] 李敏. 水土保持对黄河输沙量的影响[J]. 中国水土保持科学, 2014, 12(6): 23-29. [Li Min. Effect of soil and water conservation on sediment discharge in the Yellow River[J]. Science of Soil and Water Conservation, 2014, 12(6): 23-29.]

[9] 李朋飞, 李豆, 胡晋飞, 等. 机载LiDAR监测黄土高原土壤侵蚀的能力评估[J]. 测绘学报, 2023, 52(8): 1342-1354. [Li Pengfei, Li Dou, Hu Jinfei, et al. Assessing the ability of airborne LiDAR to monitor soil erosion on the Chinese Loess Plateau[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2023, 52(8): 1342-1354.]

[10] 杨昕, 汤国安, 袁宝印, 等. 黄土高原勺状沟壑特征及发育过程[J]. 地理研究, 2021, 40(7): 1870-1886. [Yang Xin, Tang Guo'an, Yuan Baoyin, et al. Characteristics and development process of spoon-shaped gully in the Loess Plateau[J]. Geographical Research, 2021, 40(7): 1870-1886.]

[11] Goodwin N R, Armston J, Stiller I, et al. Assessing the repeatability of terrestrial laser scanning for monitoring gully topography: A case study from Aratula, Queensland, Australia[J]. Geomorphology, 2016, 262: 24-36.

[12] Okyay U, Telling J, Glennie C L, et al. Airborne lidar change detection: An overview of Earth sciences applications[J]. Earth-Science Reviews, 2019, 198: 102929.

[13] Wang X, Hongchao M A, Zhang L. Point cloud classification and accuracy analysis based on feature fusion[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2021, 4(3): 11.

[14] 黄先锋, 李卉, 王潇, 等. 机载LiDAR数据滤波方法评述[J]. 测绘学报, 2009, 38(5): 466-469. [Huang Xianfeng, Li Hui, Wang Xiao, et al. Filter algorithms of airborne LiDAR data: Review and prospects[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2009, 38 (5): 466-469.]

[15] Schaffrath K R, Belmont P, Wheaton J M. Landscape-scale geomorphic change detection: Quantifying spatially variable uncertainty and circumventing legacy data issues[J]. Geomorphology, 2015, 250: 334-348.

[16] Wheaton M J, Brasington J, Darby E S, et al. Accounting for uncertainty in DEMs from repeat topographic surveys: Improved sediment budgets[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2010, 35 (2): 136-156.

[17] Brasington J, Rumsby T B, McVey A R. Monitoring and modelling morphological change in a braided gravel-bed river using high resolution GPS-based survey[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2000, 25(9): 973-990.

[18] Milan D J, Heritage G L, Large A R G, et al. Filtering spatial error from DEMs: Implications for morphological change estimation[J]. Geomorphology, 2011, 125(1): 160-171.

[19] 苏建华, 王春梅, 庞国伟, 等. 黄土高原切沟空间分布特征[J]. 水土保持研究, 2023, 30(1): 134-143. [Su Jianhua, Wang Chunmei, Pang Guowei, et al. Spatial distribution of gullies in the Loess Pla-

teau[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2023, 30(1): 134-143.]

[20] 韩守富, 赵宝强, 殷宗敏, 等. 基于PS InSAR技术的黄土高原地质灾害隐患识别[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2020, 56(1): 1-7. [Han Shoufu, Zhao Baoqiang, Yin Zongmin, et al. The identification of potential geological hazards on the Loess Plateau based on PS InSAR technology[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2020, 56(1): 1-7.]

[21] 代文, 汤国安, 胡光辉, 等. 基于无人机摄影测量的地形变化检测方法与小流域输沙模型研究[J]. 地理科学进展, 2021, 40(9): 1570-1580. [Dai Wen, Tang Guo'an, Hu Guanghui, et al. Modelling sediment transport in space in a watershed based on topographic change detection by UAV survey[J]. Progress in Geography, 2021, 40(9): 1570-1580.]

[22] Wu L, Liu X, Ma X. Spatio-temporal evolutions of precipitation in the Yellow River basin of China from 1981 to 2013[J]. Water Science and Technology: Water Supply, 2016, 16(5): 1441-1450.

[23] 王博. 延安市地貌与地质灾害相关性研究[D]. 西安: 长安大学, 2014. [Wang Bo. The Correlation Reseach on Geomorphology and Geological Disasters in Yan'an[D]. Xi'an: Chang'an University, 2014.]

[24] 崔帅, 许强, 袁爽, 等. 基于组合熵权RSR法的董志塬沟谷发育评价[J]. 干旱区研究, 2023, 40(3): 481-491. [Cui Shuai, Xu Qiang, Yuan Shuang, et al. Evaluation of Dongzhi Loess Plateau gully development based on combined entropy weight Rank-Sum Ratio method[J]. Arid Zone Research, 2023, 40(3): 481-491.]

[25] 林莹锋. 基于无人机载激光雷达技术的农村地籍调查测量[J]. 测绘与空间地理信息, 2023, 46(9): 175-178. [Lin Yingfeng. Rural cadastral survey based on unmanned airborne LiDAR technology[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2023, 46(9): 175-178.]

[26] Guo C, Xu Q, Dong X, et al. Geo-hazard recognition by airborne LiDAR technology in complex mountain areas[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2021, 46(10): 1538-1547.

[27] Evans J S, Hudak A T. A multiscale curvature algorithm for classifying discrete return LiDAR in forested environments[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(4): 1029-1038.

[28] Chaplot V, Darboux F, Bourennane H, et al. Accuracy of interpolation techniques for the derivation of digital elevation models in relation to landform types and data density[J]. Geomorphology, 2006, 77(1-2): 126-141.

[29] Brasington J, Langham J, Rumsby B. Methodological sensitivity of morphometric estimates of coarse fluvial sediment transport[J]. Geomorphology, 2003, 53(3-4): 299-316.

[30] Lane N S, Westaway M R, Hicks M D. Estimation of erosion and deposition volumes in a large, gravel-bed, braided river using synoptic remote sensing[J]. Earth Surface Processes and Landforms, 2003, 28(3): 249-271.

[31] 李朋飞, 张晓晨, 党旭, 等. 基于三维激光扫描的坡沟系统侵蚀产沙过程研究[J]. 水土保持研究, 2023, 30(2): 13-21. [Li Pengfei, Zhang Xiaochen, Dang Xu, et al. Investigation of erosion processes on the slope-gully system using 3D laser scanning[J]. Research of Soil and Water Conservation, 2023, 30(2): 13-21.]

[32] Bangen S, Hensleigh J, McHugh P, et al. Error modeling of DEMs from topographic surveys of rivers using fuzzy inference systems [J]. Water Resources Research, 2016, 52(2): 1176-1193.

[33] Wheaton J M, Brasington J, Darby S E, et al. Linking geomorphic changes to salmonid habitat at a scale relevant to fish[J]. River Research and Applications, 2010, 26(4): 469-486.

[34] Zadeh L A. Fuzzy sets[J]. Information and Control, 1965, 8(3): 338-353.

[35] Guo Q, Li W, Yu H, et al. Effects of topographic variability and lidar sampling density on several DEM interpolation methods[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2010, 76(6): 701-712.

Application of airborne LiDAR with fuzzy inference system in soil erosion monitoring on the Loess Plateau

QIU Chunxia[1], LIU Xiaohong[1], LI Dou[1], ZHANG Jiamiao[2], LI Pengfei[1]

(1. College of Geomatics, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, Shaanxi, China;

2. Resource Management Department of Tangshan Normal University, Tangshan 063002, Hebei, China)

Abstract: The Loess Plateau is widely recognized as one of the most severely eroded regions, both within China and globally. Because of the limitations in monitoring technology, the study of soil erosion has primarily focused on areas of small-scale flow; indeed, large-scale erosion studies and field observations remain relatively scarce. The introduction of airborne LiDAR technology has opened new possibilities for high-precision, large-scale soil erosion research. However, LiDAR is impacted by complex terrain and introduces height uncertainty, which limits its capacity to effectively monitor soil erosion. This study analyzes the typical small watershed of Qiaogou in the hilly gully area of the Loess Plateau in China. To overcome the aforementioned challenges, LiDAR measurements were combined with a fuzzy inference system (FIS) to quantitatively analyze the spatial distribution of the DoD uncertainty and investigate the spatial distribution characteristics of soil erosion and sedimentation within the small watershed. The results show that: (1) Terrain shape and point cloud density greatly influence the DEM error generated by interpolation, with significantly smaller DoD uncertainty in flat terrain regions than in steep terrain regions; (2) By integrating known error sources into a stable error model, the FIS algorithm reduces subjective intervention and human error, avoiding error estimation on complex DEM surfaces and improving the accuracy of calculation results; (3) The sediment yield volume of the hillslope area is 9.21 m^3, comprising 15.89% of the sediment yield volume of the slope gully system. Erosion in the gully slope area is severe, with a sediment yield volume of 48.76 m^3, comprising 84.11% of the sediment yield volume of the slope gully system; hence, it is the main component of the sediment yield of the slope gully system. The trench bed area is primarily sedimentary. Ridge slopes and gully slopes have a larger contribution to sediment production, whereas the bottom of the gully is mainly a sediment-producing area. These research findings provide a new perspective on the development of soil erosion monitoring technology in the small watersheds of the Loess Plateau and offer a theoretical basis and reference for the implementation of effective soil and water conservation measures.

Keywords: airborne LiDAR; monitoring of soil erosion and sedimentation; DoD uncertainty; fuzzy inference system; Loess Plateau